

**PREDIKSI CURAH HUJAN DENGAN MENGGUNAKAN METODE  
JARINGAN SYARAF TIRUAN (JST) *BACKPROPAGATION* SEBAGAI  
PENDUKUNG KALENDER TANAM DI KABUPATEN LAMONGAN**

**SKRIPSI**



**Disusun Oleh:**

**ULVIYANA CAHYATI**

**NIM: H72215025**

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL  
SURABAYA**

**2019**

## PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : Ulviyana Cahyati

NIM : H72215025

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2015

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi yang berjudul “Prediksi Curah Hujan dengan Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation* sebagai Pendukung Kalender Tanam di Kabupaten Lamongan”. Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya,

Yang menyatakan,



(Ulviyana Cahyati)

NIM H72215025

## LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

NAMA : ULVIYANA CAHYATI

NIM : H72215025

JUDUL : PREDIKSI CURAH HUJAN DENGAN MENGGUNAKAN METODE  
JARINGAN SYARAF TIRUAN (JST) *BACKPROPAGATION* SEBAGAI  
PENDUKUNG KALENDER TANAM DI KABUPATEN LAMONGAN

Ini telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, 2 Juli 2019

Dosen Pembimbing I



(Nurissaidan Ulinuha, M. Kom)

NIP. 199011022014032004

Dosen Pembimbing II



(Dian C Rini Novitasari, M. Kom)

NIP. 198511242014032001

## PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

NAMA : Ulviyana Cahyati

NIM : H72215025

JUDUL : Prediksi Curah Hujan dengan Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST)  
*Backpropagation* sebagai Pendukung Kalender Tanam di Kabupaten Lamongan

Telah dipertahankan di depan tim penguji skripsi

Pada hari Selasa Tanggal 16 Juli 2019

Penguji I



(Nurissaidah Ulimuha, M. Kom)

NIP. 199011022014032004

Penguji II



(Dian C Rini Novitasari, M. Kom)

NIP. 198511242014032001

Penguji III



(Moh. Hafiyusholeh, M. Si)

NIP. 198002042014031001

Penguji VI



(Putroue Keumala Intan, M.Si)

NIP. 198805282018012001

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

LIIN Sunan Ampel Surabaya



(Dr. Eni Purwati, M.Ag)

NIP. 196512211990022001





**KEMENTERIAN AGAMA**  
**UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA**  
**PERPUSTAKAAN**

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax. 031-8413300  
E-Mail: perpustakaan@uinsby.ac.id

**LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI**  
**KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : Ulviyana Cahyati  
NIM : H72215025  
Fakultas/Jurusan : Saintek/Matematika  
E-mail address : ulvicahyati03@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

☒ Sekripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain-lain (.....)  
yang berjudul :

Prediksi Curah Hujan dengan Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation*

Sebagai Pendukung Kalender Tanam di Kabupaten Lamongan

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara *fulltext* untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 31 Juli 2019

Penulis

(ULVIYANA CAHYATI)



# RAINFALL PREDICTION USING BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK (ANN) METHOD AS A PLANT CALENDAR SUPPORT IN LAMONGAN DISTRICT

**Keywords:** data mining, rainfall, Artificial Neural Network (ANN), backpropagation and evaluation

## Daftar Isi

Halaman Judul.....	i
Lembar Persetujuan Pembimbing .....	ii
Lembar Pengesahan .....	iii
Halaman Pernyataan Keaslian Karya Ilmiah .....	iv
Halaman Motto.....	v
Halaman Persembahan .....	vi
Kata Pengantar .....	vii
Abstrak .....	ix
Abstract .....	x
Daftar Isi.....	xi
Daftar Tabel .....	xiv
Daftar Gambar.....	xv
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
A. Latar Belakang .....	1
B. Rumusan Masalah .....	6
C. Tujuan Penelitian .....	6
D. Manfaat Penelitian .....	7
1. Teoritis .....	7
2. Praktis.....	7
E. Batasan Masalah.....	7
<b>BAB II KAJIAN TEORI .....</b>	<b>9</b>
A. <i>Time Series</i> .....	9
B. <i>Data Mining</i> .....	11







## Daftar Tabel

Tabel 2.1 Tanaman, Kebutuhan Curah Hujan dan Waktu Penanaman.....	13
Tabel 3.1 Data Curah Hujan (mm) Bulanan Tahun 2009-2017 Kabupaten Lamongan .....	26
Tabel 4.1 Data <i>Training</i> Bulan Januari 2009 hingga Desember 2014 .....	33
Tabel 4.2 Data <i>Testing</i> Bulan Januari 2014 hingga Desember 2017 .....	34
Tabel 4.3 Data Normalisasi dan Curah Hujan dengan Target Bulan Januari 2010 .....	37
Tabel 4.4 Nilai Bobot Random dari input ke <i>Hidden layer</i> .....	38
Tabel 4.5 Nilai Awal Bobot Random dari <i>Hidden Layer</i> ke Unit Keluaran.....	38
Tabel 4.6 Hasil Perhitungan <i>Z in 1</i> hingga <i>Z in 12</i> .....	40
Tabel 4.7 Hasil Perhitungan <i>z1</i> hingga <i>z12</i> .....	40
Tabel 4.8 Nilai Bobot dari <i>Hidden Layer</i> ke Unit Keluaran .....	42
Tabel 4.9 Hasil Perhitungan dari $\delta_{in 1}$ hingga $\delta_{in 12}$ .....	43
Tabel 4.10 Hasil Perhitungan $\delta_1$ hingga $\delta_{12}$ .....	44
Tabel 4.11 Hasil Perhitungan Nilai Bias $\Delta v_{1,0}$ sampai $\Delta v_{12,0}$ .....	45
Tabel 4.12 Perubahan Nilai Bobot dari input ke <i>Hidden Layer</i> .....	49
Tabel 4.13 Perubahan Nilai Bobot dari <i>Hidden Layer</i> ke Unit Keluaran .....	50
Tabel 4.14 Delapan Model Arsitektur dengan Menggunakan Algoritma <i>Backpropagation</i> .....	53
Tabel 4.15 Hasil pengujian <i>Learning Rate</i> .....	54
Tabel 4.16 Hasil Pengujian Momentum.....	55
Tabel 4.17 Data Prediksi Curah Hujan Kabupaten Lamongan Tahun 2020.....	59
Tabel 4.18 Hasil Kalender Tanam Kabupaten Lamongan .....	59

## Daftar Gambar

Gambar 2.1 Pola Musiman ( <i>seasonal</i> ).....	9
Gambar 2.2 Pola Horizontal.....	10
Gambar 2.3 Pola Siklis ( <i>cyclical</i> ).....	10
Gambar 2.4 Pola <i>Trend</i> .....	11
Gambar 2.5 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan (JST) <i>Multi Layer Perceptron</i> (MLP) (Lesnussa, et al., 2015).....	17
Gambar 3.1 Diagram Teknis Analisis Data .....	26
Gambar 3.2 Diagram <i>Training</i> JST.....	28
Gambar 3.3 Diagram <i>Testing</i> JST.....	31
Gambar 4.1 Histogram Data Jumlah CurahmHujan di Kabupaten Lamongan.....	32
Gambar 4.2 Arsitektur <i>Backpropagation</i> .....	35
Gambar 4.3 Model Arsitektur Perhitungan Manual.....	37
Gambar 4.4 <i>Training</i> Grafik Keluaran JST dan Target dengan Nilai MSE.....	56
Gambar 4.5 <i>Testing</i> Grafik Keluaran JST dan Target dengan Nilai MSE.....	57





# BAB I

## PENDAHULUAN

## A. Latar Belakang

Pemanasan global menyebabkan keadaan atmosfer tidak menentu sehingga mengakibatkan perubahan iklim yang ada di bumi. Perubahan iklim tersebut salah satunya adalah curah hujan yang berada di bawah normal yang akan memberikan dampak pada pola kehidupan manusia. Syarat tiga unsur dasar dari pola kehidupan manusia diantaranya adalah: sandang (pakaian), pangan (makanan), serta papan (rumah). Bahan pangan (makanan) sebagian besar bersumber dari proses produksi pertanian.

Pada sektor pertanian, perubahan iklim mempunyai pengaruh yang besar pada perubahan pola tanam. Proses produksi pertanian membutuhkan keadaan iklim yang baik supaya hasil produksi dari suatu tanaman akan menghasilkan kualitas yang baik. Namun perubahan iklim yang tidak menentu mengakibatkan hasil produksi pertanian akan mengalami penurunan. Perubahan iklim pada sektor pertanian ini, membuat para petani mengalami kegagalan panen.

Pada tahun 1995 sampai tahun 2005, total tanaman padi yang terendam banjir berjumlah 1.926.636 hektar. Sawah yang mengalami kekeringan pada kurun waktu tersebut berjumlah 2.131.579 hektar dan 328.447 hektar diantaranya mengalami gagal panen (Sukartini, 2009). Berdasarkan data Dinas Pertanian Kabupaten Lamongan pada tahun 2018 sedikitnya 7.041 hektare (ha)



dan intensitas curah hujan terendah terjadi pada tahun 2014 dengan curah hujan hanya 1503 mm. Jumlah hari hujan terbanyak terjadi pada tahun 2013 sejumlah 117 hari dan hari hujan terendah pada tahun 2015 dengan jumlah hanya 90 hari. Cuaca ekstrim juga memicu munculnya hama wereng yang akan merusak tanaman sehingga dapat mengakibatkan kegagalan panen.

Terdapat empat faktor utama yang mempengaruhi produksi pertanian diantaranya: keadaan tanah, keadaan tanaman, kecerdasan manusia (petani) serta iklim. Informasi iklim menjadi acuan untuk menentukan pola tanam ataupun awal tanam karena dijadikan sebagai pertimbangan untuk menentukan waktu panen serta pemilihan jenis bibit dan benih yang akan di tanam. Salah satu unsur cuaca atau iklim yang berperan untuk menentukan pola tanam adalah curah hujan. Curah hujan sangat berperan penting bagi pertumbuhan dan juga perkembangan tanaman, karena akan berpengaruh terhadap ketersediaan air tanah bagi tumbuhan (Pryanto, et al., 2013).

Keadaan atmosfer yang demikian menjadikan tantangan tersendiri bagi para ilmuwan untuk melakukan penelitian tentang keadaan atmosfer sehingga dapat mengurangi atau meminimalkan dampak yang mungkin akan terjadi. Salah satu cara yang dapat digunakan adalah berupa prediksi curah hujan di masa yang akan datang. Hasil prediksi nantinya akan dapat digunakan sebagai acuan yang digunakan untuk meminimalkan dampak yang akan terjadi di masa yang akan mendatang.

Air hujan tidak hanya menimbulkan dampak yang negatif. Air hujan juga memberikan pengaruh yang positif karena sesungguhnya Allah SWT telah







### B. Rumusan Masalah

1. Bagaimana hasil model prediksi curah hujan dengan menggunakan *Backpropagation* untuk pendukung kalender tanam di Kabupaten Lamongan?
2. Bagaimana hasil konversi data prediksi curah hujan menggunakan *Backpropagation* menjadi kalender tanam di Kabupaten Lamongan?

Tujuan dari penelitian ini adalah:

- [illegible]

2. Untuk mengetahui hasil konversi data prediksi curah hujan menggunakan *Backpropagation* menjadi kalender tanam di Kabupaten Lamongan.

#### D. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini dibagi menjadi 2 yaitu teoritis dan praktis, penjelasannya sebagai berikut:

## 1. Teoritis

Hasil dari penelitian diharapkan dapat menambah referensi bagi peneliti berikutnya khususnya untuk prediksi curah hujan di sektor pertanian.

## 2. Praktis

- a. Dapat dipergunakan oleh dinas pertanian, BMKG atau instansi terkait untuk menetapkan kebijakan berkaitan dengan masa tanam dan prediksi musim.
- b. Dapat digunakan sebagai acuan hasil prediksi curah hujan untuk periode mendatang sehingga dapat memberikan rekomendasi kalender masa tanam dan penentuan pola tanam untuk periode mendatang di Kabupaten Lamongan.

### E. Batasan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah maka dapat dirumuskan batasan masalah pada penelitian ini yaitu:

1. Data curah hujan Kabupaten Lamongan pada tahun 2009-2017.





## BAB II

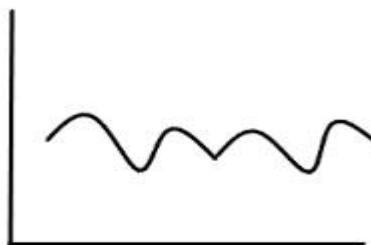
## KAJIAN TEORI

### A. Time Series

*Time series* merupakan kumpulan dari beberapa data pada satu periode waktu tertentu (Aminudin & K, 2011). Runtun waktu (*time series*) adalah himpunan observasi berurut yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu (Monica, et al., 2015). Jadi dapat disimpulkan bahwa *time series* adalah deret atau runtutan waktu yang pengumpulan datanya berdasarkan urutan waktu tertentu.

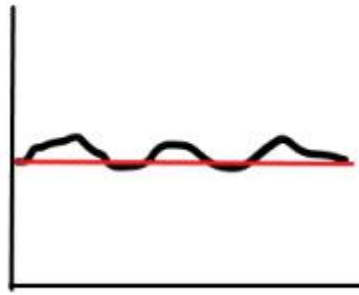
Langkah penting dalam memilih metode *time series* yang tepat, sebagaimana yang dinyatakan oleh Makridakis (1999) adalah dengan cara mempertimbangkan jenis pola pada datanya. Pola pada tersebut dibedakan menjadi empat, yaitu:

1. Pola Data Musiman (*seasonal*): terjadi pada suatu deret data dipengaruhi oleh faktor musiman (misalnya kuartal tahun tertentu, bulanan atau hari-hari pada minggu tertentu), yang ditandai dengan adanya pola perubahan yang berulang secara otomatis dari tahun ke tahun. Contoh: data pembelian buku baru pada tahun ajaran baru.



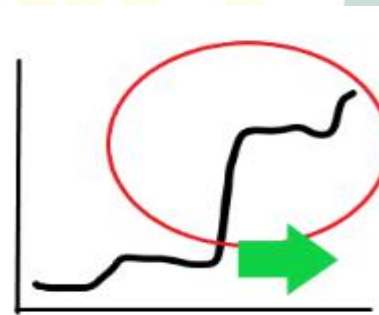
Gambar 2.1 Pola Musiman (*seasonal*)

2. Pola Data Horizontal: terjadi pada saat data observasi berubah-ubah di sekitar tingkatan atau rata-rata yang konstan dan membentuk garis horizontal. Contoh: data penjualan suatu produk yang tidak meningkat ataupun tidak menurun selama waktu tertentu (konstan).



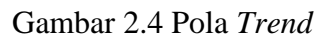
### Gambar 2.2 Pola Horizontal

3. Pola Data Siklis (*cyclical*): terjadi pada saat deret data dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang, dan membentuk bergelombang pada sekitar garis. Contoh: data penjualan mobil.



Gambar 2.3 Pola Siklis (*cyclical*)

4. Pola Data *Trend*: terjadi pada saat data observasi mengalami kecenderungan naik atau turun selama periode jangka panjang. Contoh: data populasi.



*Data mining* adalah suatu proses menggunakan teknik matematis, kecerdasan buatan dan statistik untuk mengidentifikasi dan mengekstraksi informasi bermanfaat dan pengetahuan yang terdapat dari berbagai data yang besar (Nugroho, 2013). *Data mining* merupakan suatu proses menganalisis data dari perspektif yang berbeda serta menyimpulkannya menjadi informasi yang penting dan dapat digunakan sebagai pemecahan masalah, pengurangan biaya atau peningkatan keuntungan (Mabrur & Lubis, 2012).

Definisi lain mengatakan bahwa *data mining* yaitu kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis yang digunkan untuk menerangkan keteraturan, pola atau hubungan data yang berukuran besar (Munir, 2011). Dari beberapa definisi tersebut maka dapat disimpulkan bahwa *data mining* adalah suatu proses menganalisis data yang bertujuan untuk

Definisi lain mengatakan bahwa *data mining* yaitu kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis yang digunkang untuk menemukan keteraturan, w polah atau hubungan data yang berukuran besar (Mujiasih, 2011). Dari beberapa definisi tersebut maka dapat disimpulkan bahwa *data mining* adalah suatu kegiatan atau proses mengumpulkan data yang berukuran besar kemudian menyimpulkan menjadi informasi yang nantinya dapat digunakan.

Curah hujan merupakan sejumlah air yang jatuh pada permukaan tanah yang datar selama periode tertentu diukur dengan satuan tinggi milimeter



Indonesia adalah salah satu negara yang memiliki curah hujan yang bervariasi di setiap tempat. Hal ini dikarenakan daerah-daerah di Indonesia memiliki ketinggian yang berbeda. Bahkan di satu kota pun memiliki pola curah hujan yang berbeda karena pada umumnya hujan yang turun tidak selalu rata di suatu kota/tempat. Pola hujan di daerah Jawa Timur merupakan pola musonal atau dipengaruhi oleh angin musiman yang berubah-ubah setiap periode tertentu (Insani, 2015).

Klasifikasi hujan dilihat dari kecepatan jatuhnya curah hujan terbagi atas (Paidi, 2010):

- [illegible]





[illegible]

[digilib.uinsby.ac.id](#)

[digilib.uinsby.ac.id](#)

[illegible]

- [illegible]

Fungsi aktivasi linear biasanya digunakan untuk keluaran JST dengan nilai keluarannya kontinu. Nilai sinyal keluaran  $y$  dihitung dengan menggunakan fungsi kurva antara 0 sampai 1. Seperti pada Persamaan 2.3:

Dimana  $\alpha$  adalah parameter kemiringan (*slope*) pada kurva sigmoid yang dihasilkan. Semakin besar nilai  $\alpha$ , maka semakin tegak kurva yang diberikan dan begitupun sebaliknya. Semakin kecil kurva maka semakin landai kurva yang diberikan. Pada umumnya nilai  $\alpha$  yang digunakan adalah 1 sehingga notasi umum yang digunakan seperti pada Persamaan 2.4:

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dapat digambarkan sebagai model komputasi dan matematis untuk fungsi aproksimasi non linear, klasifikasi data cluster dan regresi non-parametrik atau sebuah simulasi dari koleksi model saraf







### E. Backpropagation

antara nilai prediksi dari jaringan syaraf dilakukan dalam arah mundur dari output layer hingga layer pertama dari hidden layer sehingga proses ini disebut *backpropagation* (Jong, 2005).

Pelatihan *backpropagation* meliputi tiga fase, sebagaimana yang diuraikan oleh Yunita (2015) yaitu:

1. Fase pertama yaitu fase maju (*feedforward*), dimana pola input diolah dan dihitung maju mulai dari layer masukan hingga layer keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan.
2. Fase kedua yaitu fase mundur (*backpropagation*), dimana selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan merupakan error yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dirata-ratakan, dan

antara nilai prediksi dari jaringan syaraf dilakukan dalam arah mundur dari output layer hingga layer pertama dari hidden layer sehingga proses ini disebut *backpropagation* (Jong, 2005).

Pelatihan *backpropagation* meliputi tiga fase, sebagaimana yang diuraikan oleh Yunita (2015) yaitu:

1. Fase pertama yaitu fase maju (*feedforward*), dimana pola input diolah dan dihitung maju mulai dari layer masukan hingga layer keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan.
2. Fase kedua yaitu fase mundur (*backpropagation*), dimana selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan merupakan error yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dirata-ratakan, dan

- antara nilai prediksi dari jaringan syaraf dilakukan dalam arah mundur dari output layer hingga layer pertama dari hidden layer sehingga proses ini disebut *backpropagation* (Jong, 2005).
- Pelatihan *backpropagation* meliputi tiga fase, sebagaimana yang diuraikan oleh Yunita (2015) yaitu:
1. Fase pertama yaitu fase maju (*feedforward*), dimana pola input diolah dan dihitung maju mulai dari layer masukan hingga layer keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan.
  2. Fase kedua yaitu fase mundur (*backpropagation*), dimana selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan merupakan error yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dirata-ratakan, dan

antara nilai prediksi dari jaringan syaraf dilakukan dalam arah mundur dari output layer hingga layer pertama dari hidden layer sehingga proses ini disebut *backpropagation* (Jong, 2005).

Pelatihan *backpropagation* meliputi tiga fase, sebagaimana yang diuraikan oleh Yunita (2015) yaitu:

1. Fase pertama yaitu fase maju (*feedforward*), dimana pola input diolah dan dihitung maju mulai dari layer masukan hingga layer keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan.
2. Fase kedua yaitu fase mundur (*backpropagation*), dimana selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan merupakan error yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dirata-ratakan, dan

Langkah-langkah dalam algoritma *backpropagation* sebagaimana yang dijelaskan oleh Haryanti (2016), yaitu:

1. Langkah 0: inisialisasi bobot-bobot dengan nilai random atau acak yang cukup kecil. Nilai tersebut antara lain -1 sampai 1.
2. Langkah 1: selama kondisi berhenti masih belum terpenuhi, maka laksanakan sampai langkah 9.
3. Langkah 2: untuk setiap pasangan pelatihan, kerjakan mulai langkah 3 sampai langkah 8.

Fase maju (*feedforward*):

4. Langkah 3: untuk tiap input neuron ( $X_n, i = 1, 2, 3, \dots, n$ ) menerima input  $X_i$  dan menyebarkan sinyal tersebut ke seluruh neuron kepada lapisan atasnya (lapisan tersembunyi).
5. Langkah 4: untuk tiap *hidden neuron* ( $Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) dihitung nilai input dengan menggunakan nilai bobot seperti pada Persamaan 2.5:

$$Z_{in\ j} = v_{0\ j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.5)$$

Kemudian menghitung nilai output dengan menggunakan fungsi aktivasi yang digunakan seperti pada Persamaan 2.6:

$$Z_j = f(z_{in\ j}) \quad (2.6)$$

Dimana fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi sigmoid biner seperti pada Persamaan 2.7:

$$Z_j = f(z_{in\ j}) = \frac{1}{1+e^{-z_{in\ j}}} \quad (2.7)$$

Hasil fungsi tersebut dikirim ke semua neuron pada lapisan di atasnya.



8. Langkah 7: untuk tiap hidden neuron ( $Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) dihitung delta input (momentum) yang berasal dari neuron pada layer di atasnya seperti pada Persamaan 2.14:

$$\delta_{in\,j} = \sum_{i=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (2.14)$$

Kemudian nilai tersebut dikalikan dengan nilai turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung informasi kesalahan seperti pada Persamaan 2.15:

$$\delta_j = \delta_{in\ j} f'(z_{in\ j}) \quad (2.15)$$

Hitung koreksi nilai bobot yang kemudian digunakan untuk memperbarui nilai seperti pada Persamaan 2.16:

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.16)$$

Dan hitung nilai koreksi bias yang kemudian digunakan untuk memperbarui nilai seperti pada Persamaan 2.17:

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (2.17)$$

Fase modifikasi bobot (*adjustment*):

9. Langkah 8: setiap nilai bias dan nilai bobot ( $j = 0, 1, 2, 3, \dots, p$ ) pada output neuron ( $Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) diperbarui seperti pada Persamaan 2.18:

$$W_{jk \text{ (baru)}} = W_{jk \text{ (lama)}} + \Delta W_{jk} \quad (2.18)$$

Tiap-tiap unit tersembunyi ( $Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) memperbaiki bias dan bobotnya ( $i = 0, 1, 2, 3, \dots, n$ ) diperbarui seperti pada Persamaan 2.19:

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \quad (2.19)$$

10. Langkah 9: menguji apakah kondisi sudah berhenti. Jika kondisi ini telah berhenti maka pengujian dapat dihentikan.

Ada dua hal yang membuat kondisi sudah berhenti, yaitu:

- a. Memberikan batas pada toleransi *error* sesuai dengan keinginan. Cara untuk menghitung *error* salah satunya dengan menghitung nilai MSE. Proses pelatihan akan dilakukan hingga nilai MSE lebih kecil dari toleransi *error* yang sudah ditetapkan. Selanjutnya nilai bobot akan disimpan untuk melakukan identifikasi data.
- b. Memberikan batas untuk banyaknya *epoch* yang akan dilakukan. Satu *epoch* adalah proses yang dilakukan dari langkah pertama sampai langkah ke enam.

## F. Evaluasi

Jaringan yang dibangun akan dinilai keakuratan ramalannya. Kaidah penilaian yang digunakan adalah *Mean Square Error* (MSE) (Saluza, 2015). Pendekatan MSE digunakan untuk mengevaluasi metode peramalan karena MSE mengenal secara pasti signifikansi hubungan diantara data ramalan dengan data aktual dengan seberapa besar *error* yang terjadi.

Respon yang dihasilkan pada lapisan output akan dibandingkan dengan nilai target atau nilai MSE. Proses akan berhenti jika nilai MSE terpenuhi atau *epoch* terpenuhi. Nilai bobot yang optimum dengan nilai MSE terkecil akan disimpan untuk pembentukan struktur jaringan yang akan digunakan dalam proses peramalan (Yuniar , et al., 2013).





## METODE PENELITIAN

Berdasarkan tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini maka penelitian ini digolongkan ke dalam jenis penelitian kuantitatif. Karena data dari penelitian ini adalah berbentuk angka atau numerik.

Data yang digunakan didapat dari data cuaca yang diambil dari BMKG (Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika) Jawa Timur Kabupaten Lamongan. Data yang diambil adalah data bulanan pada tahun 2009-2017. Data tersebut merupakan data curah hujan.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berisi data cuaca Kabupaten Lamongan yang didapatkan dari BMKG Jawa Timur. Tabel 3.1 menunjukkan sampel data untuk curah hujan dengan satuan milimeter. Secara garis besar terlihat bahwa data curah hujan tidak stabil, kadang naik dan kadang juga turun pada tiap tahunnya



Prediksi curah hujan dengan *backpropagation* digunakan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Setelah mendapatkan data curah hujan Kabupaten Lamongan kemudian didapat parameter data.
2. Membagi data menjadi dua bagian yang akan digunakan yaitu sebanyak 80% untuk data pelatihan (*training*) dan 20% untuk data uji (*testing*) dan menentukan banyaknya data masukan (*input*), banyaknya layer tersembunyi (*hidden layer*), dan banyaknya keluaran (*output*) yang akan digunakan.
3. Pengenalan pola (pelatihan) dilakukan dengan cara penyesuaian nilai bobot (pada penelitian ini nilai bobot akan ditentukan secara random dan menggunakan penambahan *learning rate* serta momentum).
4. Tahap pengujian dilakukan untuk menguji validasi data yang telah dilakukan pada proses *training* dan *testing* dengan memasukkan data baru yang belum pernah dilatih sebelumnya untuk mengetahui nilai *error* yang dihasilkan.
5. Tingkat keakuratan prediksi akan dinilai setelah jaringan dibangun. Jaringan yang optimum dinilai dengan melihat nilai MSE (*Mean Square Error*) terkecil. Jaringan dengan nilai MSE terkecil tersebut digunakan dalam proses prediksi.
6. Setelah mendapatkan data prediksi curah hujan, langkah selanjutnya adalah proses pembuatan kalender tanam dari data prediksi curah hujan yang telah didapatkan.



- a. Data yang akan diproses sebelumnya akan dinormalisasikan dengan menggunakan Persamaan (2.1).
- b. Akan dilakukan inialisasi bobot dan parameter dari Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang diantaranya adalah *learning rate*, momentum, epoch, MSE dan jumlah *hidden layer*.
- c. Setelah dilakukan pembobotan awal kemudian akan dihitung nilai input dengan menggunakan nilai bobot dari Persamaan (2.5).  
Kemudian hitung nilai output menggunakan Persamaan (2.6) dengan fungsi aktivasi pada Persamaan (2.7).
- d. Untuk tiap output neuron dihitung nilai input dengan nilai bobotnya dengan menggunakan Persamaan (2.8).  
Kemudian hitung nilai output menggunakan Persamaan (2.9) dengan fungsi aktivasi pada Persamaan (2.10).
- e. Hitung nilai MSE dengan menggunakan Persamaan (2.20).
- f. Selanjutnya akan diperiksa apakah nilai error sudah memenuhi kriteria yang diperlukan, jika tidak memenuhi maka proses akan berhenti (selesai).

[illegible]



- an dilakukan hal yang sa  
ngan menggunakan nilai

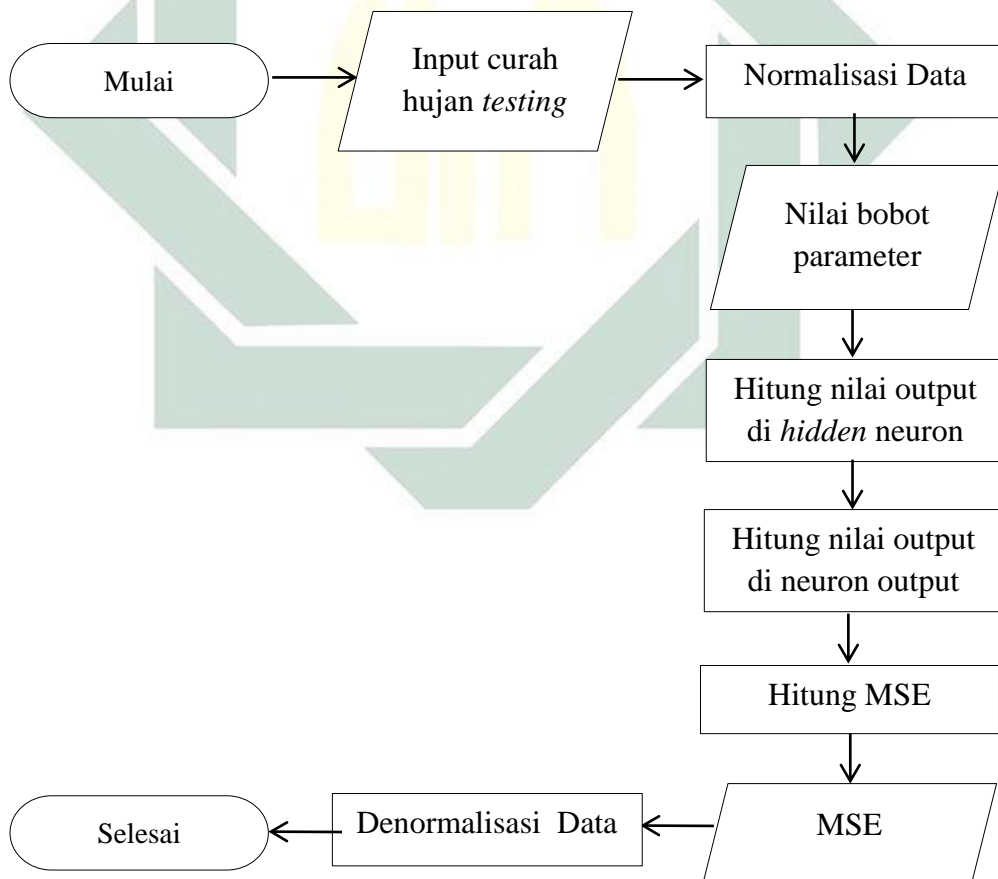
langkah selanjutnya

langkah selanjutnya yaitu:

- proses sebelum  
amaan (2.1).  
bobot dari mas  
pembobotan aw

nilai output me  
a Persamaan (2

- d. Untuk tiap output neuron dihitung nilai input dengan nilai bobotnya dengan menggunakan Persamaan (2.8).  
Kemudian hitung nilai output menggunakan Persamaan (2.9) dengan fungsi aktivasi pada Persamaan (2.10).
- e. Hitung nilai MSE dengan menggunakan Persamaan (2.20).
- f. Kemudian setelah mendapatkan nilai MSE akan dilakukan denormalisasi dengan Persamaan (2.2)
- g. Setelah mendapatkan nilai MSE yang telah didenormalisasi, maka proses akan dihentikan. Nilai MSE tersebut akan menjadi tolak ukur dari performa metode JST.



Gambar 3.3 Diagram *Testing* JST



Berdasarkan Tabel 3.1, Tabel 4.1 merupakan data *training* bulan Januari 2009 hingga bulan Desember 2014.

No.	Input	Target
1.	Januari 2009 - Desember 2009	Januari 2010
2.	Februari 2009 - Januari 2010	Februari 2010
3.	Maret 2009 - Februari 2010	Maret 2010
4.	April 2009 - Maret 2010	April 2010
5.	Mei 2009 - April 2010	Mei 2010
6.	Juni 2009 - Mei 2010	Juni 2010
7.	Juli 2009 - Juni 2010	Juli 2010
8.	Agustus 2009 - Juli 2009	Agustus 2010
9.	September 2009 - Agustus 2010	September 2010
10.	Oktober 2009 - September 2010	Oktober 2010
11.	November 2009 - Oktober 2010	November 2010
12.	Desember 2009 - November 2010	Desember 2010
.	.	.
.	.	.
.	.	.
60.	Desember 2013 - November 2014	Desember 2014

Berdasarkan Tabel 3.1, Tabel 4.2 merupakan data *testing* dimana bulan Januari 2014 hingga Desember 2016 dengan target bulan Januari 2017 hingga Desember 2017.

Tabel 4.2 Data *Testing* Bulan Januari 2014 hingga Desember 2017

No.	Input	Target
1.	Januari 2014 - Desember 2014	Januari 2015
2.	Februari 2014 - Januari 2015	Februari 2015
3.	Maret 2014 - Februari 2015	Maret 2015
4.	April 2014 - Maret 2015	April 2015
5.	Mei 2014 - April 2015	Mei 2015
6.	Juni 2014 - Mei 2015	Juni 2015
7.	Juli 2014 - Juni 2015	Juli 2015
8.	Agustus 2014 - Juli 2015	Agustus 2015
9.	September 2014 - Agustus 2015	September 2015
10.	Oktober 2014 - September 2015	Oktober 2015
11.	November 2014 - Oktober 2015	November 2015
12.	Desember 2014 - November 2015	Desember 2015
.	.	.
.	.	.
.	.	.
36.	Desember 2016 - November 2017	Desember 2017

### C. Inisialisasi

Pada tahap ini dilakukan inisialisasi bobot awal dan bias, *learning rate*, target *error*, momentum, fungsi aktivasi serta jumlah iterasi. Bobot awal dan bias yang digunakan pada penelitian ini adalah secara random bilangan acak antara -1 sampai 1. *Learning rate* yang diuji antara 0,1-0,9 dengan kelipatan 0,1 yang bertujuan untuk mendapatkan jumlah *learning rate* yang optimal, serta ditetapkan target *error* 0,001. Momentum yang diuji antara 0-0,40 dengan kelipatan 0,05 yang bertujuan agar mendapatkan nilai momentum yang optimal. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner, dengan jumlah iterasi maksimum 200000 iterasi.

Langkah selanjutnya setelah dilakukan inisialisasi adalah melakukan desain arsitektur dari *backpropagation* agar mempermudah untuk prosesnya. Arsitektur yang digunakan pada penelitian ini seperti pada Gambar 4.2 dengan 12 input, satu *hidden* layer dan satu output.

Pada sub bab ini akan dijelaskan proses perhitungan manual untuk prediksi satu tahun ke depan yaitu tahun 2010 dengan cara menghitung data prediksi perbulan. Pada Tabel 4.3 akan dijabarkan data normalisasi dan curah hujan dengan target bulan Januari 2010. Perhitungan ini hanya sebagai gambaran saja untuk menunjukkan dan memberikan pemahaman bagaimana proses perhitungan *backpropagation* yang dilakukan untuk 12 inputan dan satu keluaran dalam prediksi. Gambar arsitektur perhitungan manual dapat di lihat pada Gambar 4.3. Algoritma pelatihan jaringan yang digunakan pada perhitungan ini dengan menggunakan satu *hidden* layer dengan fungsi aktivasi sigmoid biner, langkah-langkahnya sebagai berikut:

**Langkah 0:** inisialisasi bobot-bobot dengan nilai random atau acak yang cukup kecil. Nilai tersebut antara -1 sampai 1. Bobot ini berlaku untuk pembobotan dari input ke *hidden* layer dan bobot dari *hidden* layer ke unit keluaran. Tabel 4.4 untuk nilai bobot random dari input ke *hidden* layer dan Tabel 4.5 untuk nilai bobot random dari *hidden* layer ke unit keluaran.

**Langkah 1:** selama kondisi berhenti masih belum terpenuhi, maka laksanakan sampai langkah 9.





Tabel 4.4 Nilai Bobot Random dari input ke *Hidden layer*

	<b>z1</b>	<b>z2</b>	<b>z3</b>	<b>z4</b>	<b>z5</b>	<b>z6</b>	<b>z7</b>	<b>z8</b>	<b>z9</b>	<b>z10</b>	<b>z11</b>	<b>z12</b>
<b>x1</b>	-0,100000	0,200000	0,100000	-0,200000	0,200000	-0,400000	0,400000	-0,100000	-0,200000	0,200000	0,400000	-0,100000
<b>x2</b>	0,300000	0,100000	0,200000	0,100000	-0,300000	0,300000	-0,300000	-0,300000	0,300000	-0,300000	-0,300000	0,200000
<b>x3</b>	-0,200000	-0,300000	-0,200000	0,300000	0,100000	-0,100000	0,100000	0,200000	0,100000	0,100000	0,100000	-0,200000
<b>x4</b>	0,400000	0,100000	-0,200000	-0,100000	-0,200000	-0,100000	-0,200000	-0,200000	-0,400000	-0,400000	-0,100000	0,200000
<b>x5</b>	-0,300000	0,300000	0,300000	-0,300000	0,100000	-0,200000	-0,100000	0,300000	-0,300000	0,300000	0,300000	-0,300000
<b>x6</b>	0,100000	-0,200000	0,100000	-0,200000	-0,300000	0,200000	-0,300000	0,100000	0,100000	0,100000	0,200000	0,100000
<b>x7</b>	0,200000	0,200000	-0,400000	-0,100000	0,100000	-0,100000	-0,200000	-0,400000	0,100000	0,100000	0,200000	-0,100000
<b>x8</b>	0,100000	-0,300000	-0,300000	-0,200000	0,400000	-0,100000	-0,300000	-0,300000	-0,200000	-0,300000	0,100000	0,200000
<b>x9</b>	0,300000	0,100000	0,100000	-0,300000	-0,300000	0,200000	0,100000	0,100000	-0,200000	0,200000	-0,300000	-0,200000
<b>x10</b>	0,200000	0,400000	0,100000	0,100000	-0,100000	-0,200000	-0,100000	-0,100000	-0,100000	0,100000	0,100000	0,100000
<b>x11</b>	0,300000	0,300000	0,200000	0,400000	-0,100000	0,200000	-0,100000	-0,200000	0,100000	-0,200000	0,200000	0,400000
<b>x12</b>	-0,100000	-0,100000	-0,200000	-0,300000	0,300000	0,300000	0,300000	0,100000	-0,200000	0,100000	-0,300000	0,300000
<b>bias</b>	-0,100000	0,100000	-0,100000	-0,100000	-0,200000	-0,100000	0,200000	-0,300000	-0,200000	0,300000	0,100000	-0,100000

Tabel 4.5 Nilai Awal Bobot Random dari *Hidden Layer* ke Unit Keluaran

	<b>Y</b>
<b>z1</b>	0,200000
<b>z2</b>	0,300000
<b>z3</b>	-0,200000
<b>z4</b>	0,300000
<b>z5</b>	0,100000
<b>z6</b>	0,100000
<b>z7</b>	0,100000
<b>z8</b>	0,200000
<b>z9</b>	0,100000
<b>z10</b>	0,100000
<b>z11</b>	0,100000
<b>z12</b>	-0,200000
<b>bias</b>	0,300000

Fase maju (*feedforward*):

**Langkah 3:** untuk tiap input neuron ( $X_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$ ) menerima input

$X_i$  dan menyebarkan sinyal tersebut ke seluruh neuron kepada lapisan atasnya (lapisan tersembunyi).

Kemudian dihitung nilai output dengan menggunakan fungsi aktivasi yang digunakan seperti pada persamaan 2.7. Pada Tabel 4.7 akan dijabarkan keseluruhan hasil perhitungan  $z_1$  hingga  $z_{12}$ .

$$Z_1 = f(z_{in\ 1}) = \frac{1}{1+e^{-z_{in\ 1}}} = \frac{1}{1+e^{-0,131882641}} = 0,532923$$

$$Z_2 = f(z_{in\ 2}) = \frac{1}{1+e^{-z_{in\ 2}}} = \frac{1}{1+e^{-0,251198044}} = 0,562471$$

...

$$Z_{12} = f(z_{in\ 12}) = \frac{1}{1+e^{-z_{in\ 12}}} = \frac{1}{1+e^{-58,8}} = 1$$

Tabel 4.6 Hasil Perhitungan  $Z_{in\ 1}$  hingga  $Z_{in\ 12}$

	Hasil Perhitungan
<b>Z in 1</b>	0,131882641
<b>Z in 2</b>	0,251198044
<b>Z in 3</b>	-0,076772616
<b>Z in 4</b>	-0,076772616
<b>Z in 5</b>	13,6
<b>Z in 6</b>	-1,8
<b>Z in 7</b>	-35,5
<b>Z in 8</b>	-77,9
<b>Z in 9</b>	-34,7
<b>Z in 10</b>	-44,1
<b>Z in 11</b>	46,3
<b>Z in 12</b>	58,8

**Langkah 5:** Hitung Semua Jaringan di Unit Keluaran ( $Y_k$ ) menggunakan Persamaan 2.8

$$Z_{in\ 1} = w_{1,0} + \sum_{i=1}^{12} z_i w_{ij} = w_{1,0} + z_1 w_{1,1} + z_2 w_{2,2} + z_3 w_{3,3} + \dots$$

$$+ z_{12} w_{12,12}$$

$$= 0,300000 + 0,5146699*0,200000 + 0,7200489*0,300000 +$$

$$0,5889976*-0,200000 + \dots + 0,3386308*-0,200000$$

$$= 0,626472$$

Kemudian dihitung nilai output dengan menggunakan fungsi aktivasi seperti pada Persamaan 2.10

$$Y_1 = f(y_{in\ 1}) = \frac{1}{1+e^{-y_{in\ 1}}} = \frac{1}{1+e^{-0,626472}} = 0,651689078$$

Fase mundur (*backpropagation*):

**Langkah 6:** hitung nilai *error* pada setiap unit keluaran menggunakan Persamaan 2.11 dan 2.12. Tabel 4.8 merupakan nilai bobot dari *hidden* layer ke unit keluaran.

$$\begin{aligned}\delta_1 &= (t_1 - y_1)f'(y_{in\ 1}) = (t_1 - y_1)y_1(1 - y_1) \\ &= (0,7376528 - 0,651689078) \ 0,651689078(1 - 0,651689078) \\ &= 0,0195129\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta w_{1,0} &= \alpha \delta_1 * 1 \\ &= 0,1 * 0,0195129 * 1 \\ &= 0,0019513\end{aligned}$$













$$\begin{aligned}\Delta v_{12,1} &= \alpha \delta_{12} x_1 \\ &= 0,1 * 0 * 0,5146699 \\ &= 0\end{aligned}$$

Fase modifikasi bobot (*adjustment*):

**Langkah 8:** Perubahan bobot dihitung mulai dari bobot layer input-hidden layer hingga bobot layer hidden-output. Perubahan nilai bobot dan bias garis dari *hidden* layer menuju unit keluaran dengan Persamaan 2.18 sedangkan perubahan nilai bobot dan bias garis yang dari input ke *hidden* layer dengan Persamaan 2.19.

$$\begin{aligned} W_{1,0} (baru) &= W_{1,0} (lama) + \Delta W_{1,0} \\ &= 0,0019513 + 0,300000 \\ &= 0,301951 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} W_{1,1} (baru) &= W_{1,1} (lama) + \Delta W_{1,1} \\ &= 0,0010399 + 0,200000 \\ &= 0,201040 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} W_{1,2} (baru) &= W_{1,2} (lama) + \Delta W_{1,2} \\ &= 0,0010975 + 0,3000000 \end{aligned}$$





Tabel 4.13 Perubahan Nilai Bobot dari *Hidden Layer* ke Unit Keluaran

	<i>y</i>
<b>z1</b>	6,039304
<b>z2</b>	0,300000
<b>z3</b>	5,639304
<b>z4</b>	6,139304
<b>z5</b>	5,939296
<b>z6</b>	5,110992
<b>z7</b>	0,100000
<b>z8</b>	6,039304
<b>z9</b>	0,100000
<b>z10</b>	5,939304
<b>z11</b>	5,939304
<b>z12</b>	-0,200000
<b>bias</b>	6,139304

**Langkah 9:** menguji apakah kondisi sudah berhenti. Jika kondisi ini telah berhenti maka pengujian dapat dihentikan. Ada dua hal yang membuat kondisi sudah berhenti, pada penelitian ini dilakukan dengan cara memberikan batas pada toleransi *error* sesuai dengan keinginan. Cara untuk menghitung *error* salah satunya dengan menghitung nilai MSE dengan Persamaan 2.20

$$\varepsilon = \delta_1 + \delta_2 + \dots + \delta_{12} = 0,003120311$$

$$MSE = \frac{1}{12} \sum_{i=1}^{12} \varepsilon^2 = 0,000000811361$$

Karena nilai MSE lebih kecil dari toleransi *error* yang sudah ditetapkan yaitu 0,01 maka pengujian akan dihentikan dengan satu iterasi saja.





## 5. Momentum

Momentum merupakan perubahan bobot yang baru dengan dasar bobot sebelumnya. Besarnya momentum antara 0 sampai 1. Nilai default untuk momentum adalah antara 0-0,40.

Tahap selanjutnya adalah *training*, dimana proses *training* dilakukan sampai *error* yang dihasilkan sesuai atau lebih kecil dari target *error* yang telah ditetapkan sebelumnya. Pada penelitian ini menggunakan 8 arsitektur dengan susunan input layer, *hidden* layer dan output layer, antara lain 12-5-1, 12-26-1, 12-29-1, 12-35-1, 12-40-1, 12-60-1, 12-70-1, 12-75-1. Pada tahap ini dilakukan beberapa kali percobaan untuk mendapatkan *hidden* layer yang baik. Hasil nilai MSE dari ke 8 model arsitektur yang digunakan sangat bervariasi, begitu juga dengan epoch (iterasi), waktu, *learning rate* dan momentum.

Inisialisasi bobot awal dan bias, *learning rate*, target *error*, momentum, fungsi aktivasi serta jumlah iterasi berdasarkan model arsitektur ini yaitu: bobot awal dan bias yang digunakan adalah secara





MSE terkecil pada *training* belum tentu menghasilkan nilai MSE pada *testing* dengan nilai terkecil pula.

### 3. Pengujian Data Berdasarkan Momentum

Inisialisasi bobot awal dan bias, *learning rate*, target *error*, momentum, fungsi aktivasi serta jumlah iterasi berdasarkan model arsitektur ini yaitu: bobot awal dan bias yang digunakan adalah secara random bilangan acak antara -1 sampai 1. *Learning rate* yang digunakan adalah 0,1 serta ditetapkan target *error* sebesar 0,001. Momentum yang diuji antara 0-0,40 dengan kelipatan 0,05 yang bertujuan agar mendapatkan nilai momentum yang optimal. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner, dengan jumlah iterasi maksimum 200000 iterasi.

Pada Tabel 4.16 akan dijabarkan hasil pengujian perubahan momentum antara 0-0,40 dari model arsitektur yang telah ditetapkan sebelumnya sebagai model arsitektur yang terbaik yaitu 12-60-1 dengan menggunakan *backpropagation*. Hasilnya sebagai berikut:

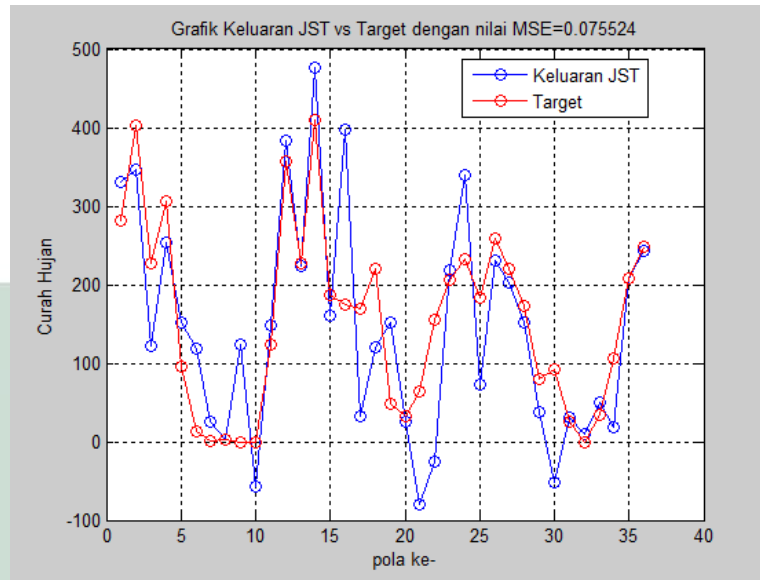
Tabel 4.16 Hasil Pengujian Momentum

No.	Momentum	Training		Testing	
		Epoch	Waktu	MSE	MSE
1.	0	18303	0:01:28	0,0046063	0,10212
2.	0,05	17756	0:01:26	0,0046129	0,10693
3.	0,10	17235	0:01:22	0,004614	0, 21686
4.	0,15	7615	0:00:35	0,0046073	0,085415
5.	0,20	11471	0:00:53	0,0046153	0,13114
<b>6.</b>	<b>0,25</b>	<b>8861</b>	<b>0:00:41</b>	<b>0,004615</b>	<b>0,075524</b>
7.	0,30	12040	0:00:56	0,0046088	0,17111
8.	0,35	9837	0:00:46	0,0046139	0,21258
9.	0,40	9491	0:00:44	0,0046141	0,1554

Gambar 4.4 menunjukkan *training* grafik keluaran Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan target nilai *Mean Square Error* (MSE) dengan momentum 0,25. Dari Gambar tersebut dapat dijelaskan bahwa prediksi dan terget tidak berbeda jauh karena garisnya saling berhimpit sehingga dapat disimpulkan bahwa performa momentum 0,25 ini baik dalam prediksi data *time series*.



Gambar 4.5 menunjukkan *testing* grafik keluaran Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan target nilai *Mean Square Error* (MSE) dengan momentum 0,25.



Gambar 4.5 *Testing* Grafik Keluaran JST dan Target dengan Nilai MSE

Dari Gambar 4.5 dapat dijelaskan bahwa prediksi dan target tidak terlalu berbeda jauh karena pada beberapa bagian garisnya ada yang saling berhimpit meskipun pada titik tertentu ada yang naik dan turun secara drastis. Dapat disimpulkan bahwa performa momentum 0,25 ini cukup baik dalam prediksi data *time series*. Dari Tabel 4.16 dapat dijelaskan bahwa nilai *Mean Square Error* (MSE) *testing* dengan menggunakan momentum 0,25 adalah sebesar 0,075524. Setelah didapatkan momentum yang optimal, maka pengujian selanjutnya menggunakan momentum 0,25.



Pada tahap pengujian data telah didapatkan model arsitektur terbaik,

Dari proses *training* dan *testing* yang sudah dilakukan dengan menggunakan algoritma *backpropagation*, maka diperoleh hasil prediksi data curah hujan Kabupaten Lamongan tahun 2020 pada bulan Januari hingga bulan Desember. Pada sub bab ini, akan dibuat kalender tanam selama satu tahun. Tahun yang dipilih adalah tahun 2020 karena untuk memprediksi satu tahun ke depan agar dapat digunakan sebagai acuan pola tanam bagi para petani khusus di Kabupaten Lamongan.

Menurut data prediksi curah hujan Kabupaten Lamongan Tahun 2020 yang tertera pada Tabel 4.17 intensitas curah hujan terendah terjadi pada bulan Januari, November dan Desember dengan kapasitas curah hujan 0 mm. Sedangkan, intensitas curah hujan tertinggi terjadi pada bulan April dengan kapasitas curah hujan 388 mm.

Tabel 4.17 Data Prediksi Curah Hujan Kabupaten Lamongan Tahun 2020

No.	Bulan	Data Prediksi
1.	Januari	0
2.	Februari	79
3.	Maret	284
4.	April	388
5.	Mei	372
6.	Juni	164
7.	Juli	221
8.	Agustus	133
9.	September	247
10.	Oktober	121
11.	November	0
12.	Desember	0

## H. Hasil Konversi Data Prediksi Curah Hujan Menjadi Kalender Tanam

Tabel 4.17 diperoleh dari hasil data prediksi curah hujan pada tahun 2020 dengan menggunakan model terbaik JST *backpropagation*. Langkah selanjutnya adalah melakukan analisis hasil dari Tabel 2.1, yang kemudian akan dikonversikan ke dalam bentuk tabel kalender tanam seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.18:

Tabel 4.18 Hasil Kalender Tanam Kabupaten Lamongan

[illegible]

Keterangan:

**V** = Strategi untuk tanam (kandungan air dalam lahan mencukupi untuk kondisi ditanami tanaman yang ditujukan)

☐ = Strategi tidak untuk tanam (lahan sebaiknya tidak berada dalam kondisi ditanami tanaman yang ditujukan)







F. & Mistianingsih, 2010. Penerapan Jaringan  
Prediksi Jumlah Pengangguran di Provinsi Kalimantan  
Menggunakan Algoritma Pembelajaran Backpropagation  
pada Mulawarman, Februari. Volume Vol. 5, No. 1.

Kecamatan Lamongan Dalam Angka  
2013. 1.3524.130 penyunt. Lamongan (Jawa Timur)  
Kabupaten Lamongan.

Wisesty, U. N. & A., 2015. Prediksi Kalender  
Hujan Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan  
pada e-*Proceeding of Engineering*, Agustus. Volume  
1, No. 1.

Wulandari, D. P. & Mursityo, Y. T., 2014. Prediksi  
Series Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy  
Inference System (ANFIS). *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu  
Komputer* Volume Vol. 1, No. 1.

- F. & Mistianingsih, 2010. Penerapan Jaringan  
Prediksi Jumlah Pengangguran di Provinsi Kalimantan  
Menggunakan Algoritma Pembelajaran Backpropagation  
pada Mulawarman, Februari. Volume Vol. 5, No. 1.
- Kecamatan Lamongan Dalam Angka  
2013. 1.3524.130 penyunt. Lamongan (Jawa Timur)  
Kabupaten Lamongan.
- Wisesty, U. N. & A., 2015. Prediksi Kalender  
Hujan Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan  
pada e-*Proceeding of Engineering*, Agustus. Volume  
1, No. 1.
- Wulandari, D. P. & Mursityo, Y. T., 2014. Prediksi  
Series Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy  
Inference System (ANFIS). *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu  
Komputer* Volume Vol. 1, No. 1.

- Haryanti, D. F., Abdillah, G. & Hadiana, A. I., 2016. Klasifikasi Jenis Batubara Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Algoritma Backpropagation. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SENTIKA)*, 18-19 Maret.
- Hutabarat, M. A. P., Julham, M. & Wanto, A., 2018. Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Produksi Tanaman Padi Sawah Menurut Kabupaten/Kota di Sumatera Utara. *semanTIK*, Jan-Jun. Volume Vol. 4, No. 1.
- Insani, N. H., 2015. *Peramalan Curah Hujan Dengan menggunakan Metode Arima Box-Jenkins Sebagai Pendukung Kalender Tanam Padi di Kabupaten Bojonegoro*. Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut teknologi Sepuluh Nopember (Jawa Timur): s.n.
- Jong, J. S., 2005. *Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrograman Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi Yogyakarta.
- Kurniawan, T., Hanafi, L. & Apriliani, E., 2014. Penerapan Metode Filter Kalman Dalam Perbaikan Hasil Prediksi Cuaca Dengan Metode Arima. *Jurnal Sains dan Seni Pomits*, Volume Vol. 3, No. 2.
- Lesnussa, Y. A., Latuconsina, S. & Persulesty, E. R., 2015. Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA. *Jurnal Matematika Integratif*, Oktober. Volume Vol. 11, No. 2.
- Lestari, N. & Van FC, L. L., 2017. Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Menilai Kelayakan Tugas Akhir Mahasiswa (Studi Kasus di AMIK Bukittinggi). *Jurnal Teknologi Informasi & Komunikasi Digital Zone*, Mei.
- Makridakis, 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi 2 penyunt. Jakarta: Binarupa Aksara.
- Mabrur, A. G. & Lubis, R., 2012. Penerapan Data Mining untuk Memprediksi Kriteria Nasabah Kredit. *Jurnal Komputer dan Informatika (KOMPUTA)*, Volume Vol. 1, No. 1.
- Machmudin, A. & Ulama, B. S. S., 2012. Peramalan Temperatur Udara di Kota Surabaya dengan Menggunakan ARIMA dan Artificial Neural Network. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, September. Volume Vol. 1, No. 1.
- Manalu, M. T., 2016. Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Curah Hujan Sumatera Utara Dengan Metode Backpropagation (Studi Kasus : BMKG



Medan). *Jurnal Riset Komputer (JURIKOM)*, Februari. Volume Vol. 3, No. 1.

Monica, R., S. & Santi, V. M., 2015. Proses Autoregressive Conditional Heteroscedasticity dengan Dugaan Variansi Inflasi Indonesia.

Mujiasih, S., 2011. Pemanfaatan Data Mining untuk Prakiraan Cuaca. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, Volume Vol. 12, No. 2.

Mulyono, D., 2014. Analisis karakteristik Curah Hujan di Wilayah Kabupaten Garut Selatan. *Jurnal Konstruksi*, Volume Vol. 13, No. 1.

Munawar, M. R., Hasan, H. & Siregar, R. H., 2017. Studi Prakiraan Beban dan Potensi Pemanfaatan PV untuk Mengurangi Beban Puncak di Penyulang Unsyiah Menggunakan ANN. *KITEKTRO : Jurnal Online Teknik Elektro*, Volume Vol. 2, No. 2.

Nugroho, Y. S., 2013. Data Mining Menggunakan Algoritma Naive Bayes untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Universitas Dian Nuswantoro.

Paida, 2010. Deteksi Perubahan Pola Curah Hujan Kota Makassar.

Purwono & Purnawati, 2008. *Budidaya 8 Jenis Tanaman Pangan Unggul*. Jakarta: Penebar Swadaya.

Prasetyo, E., 2014. *Data Mining Mengelola Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: ANDI Yogyakarta.

Pryanto, A., G., Kristoko, H. D. & Pakereng, I., 2013. *Perancangan Kalender Tanam Berdasarkan Data Klimatologi Menggunakan Metode Forecasting Holt-Winters*. Salatiga: Universitas Kristen Satya Wacana.

Saleh, A., 2015. Implementasi Metode Klasifikasi Naive Bayes dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga. *Citec Journal*, Mei-Juli. Volume Vol. 2, No.3.

Saluza, I., 2015. Aplikasi Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dalam Meramal Tingkat Inflasi di Indonesia. *Jurnal Gradien*, Januari. Volume Vol. 11, No.1.

Santoso, S., 2009. *Business Forecasting*. Jakarta: Elex Media Komputindo.

Sukartini, N. M., 2009. Perubahan Iklim, produktivitas Pertanian dan Kemiskinan. *Jurnal Riset Ekonomi*, Desember. Volume Vol. 1 No. 3.

Surakusuma, W., 2017. Sumber Belajar Penunjang PLPG 2017 Paket Keahlian Teknik Produksi Hasil Hutan. Dalam: s.l.:Kementrian Pendidikan dan Kebudayaan.

Swarinoto, Y. & Widiastuti, M., 2003. Uji Statistika Terhadap Persamaan Eksperimental untuk Menghitung Nilai Suhu Udara Permukaan Rata-rata Harian. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, Juli-September. Volume Vol. 3, No. 3.

Wakhid, A. & Ulumuddin, I., 2018. *iNews.id JATIM*. [Online] Available at: <https://googleweblight.com/i?u=https://www.inews.id/daerah/jatim/227389/kekeringan-landa-9-kecamatan-di-lamongan-7-041-ha-tanaman-padi-rusak&hl=id-ID> [Diakses 12 Juni 2019].

Widyaningrum, V. T., 2012. Prediksi kekasaran Permukaan Pada CNC Milling Menggunakan Artificial Neural Network. *Jurnal Prosiding SNASTI*, 20 September.

Widyaningrum, V. T. & Romadhon, A. S., 2014. Pengaruh Pemberian Momentum Pada Artificial Neural Network Backpropagation. *Seminar Nasional Sains dan Teknologi*, 12 November.

Winarso, 2003. *Pemikiran dan Praktek Perencanaan dam Era Transformasi di Indonesia*. Bandung: Departemen Teknik Planologi ITB.

Wirosoedarmo & Ruslan, 2010. *Drainase Pertanian*. Malang: Universitas Brawijaya Press.

Yoviyanti, N., 2018. *Pengembangan Model Telekoneksi Antara Fenomena antara Fenomena Indian Ocean Dipole (IOD) Dengan EL NINO Modoki dan Pengaruhnya Terhadap Anomali Curah Hujan Ekstrem di Pulau Jawa*. Program Studi Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam: Universitas Negeri Yogyakarta.

Yuniar , R. J., S, D. R. & Setyawati, O., 2013. Perbaikan Metode Prakiraan Cuaca Bandara Abdulrahman Saleh dengan Algoritma Neural Network Backpropagation. *Jurnal EECCIS*, Juni. Volume Vol. 7, No. 1.

Yunita, 2015. Prediksi Cuaca Menggunakan Metode Neural Network. *Paradigma*, Maret. Volume Vol. XVII, No. 2.